

Ю.А. КУПЕРИН ¹, А.А. МЕКЛЕР ², С.П. РОМАНОВ ³, А.С. МИНИН ⁴,

¹Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург, Россия;

²Институт мозга человека Российской Академии Наук, Санкт-Петербург, Россия;

³Институт физиологии им. И.П. Павлова Российской Академии Наук Санкт-Петербург, Россия;

⁴Отдел корпоративных технологий ООО Сименс, Санкт-Петербург, Россия
yuri.kuperin@gmail.com, mekler@narod.ru, alexey.minin@gmail.com,

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ТЕНЗОТРЕМОГРАММ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ ПАТОЛОГИЙ МОТОРНОЙ СИСТЕМЫ ЧЕЛОВЕКА

В работе метод нейронных облаков применен для классификации временных рядов тензотреморограмм (ТТГ) с целью выявления патологий моторной системы человека. Обученное нейронное облако использовалось как адаптивный бинарный классификатор, способный разделить с высокой вероятностью выборку испытуемых на здоровых и больных. Показано, что обученное нейронное облако способно правильно классифицировать пациентов с вероятностью на уровне 70%.

1. Введение

Нарушения в деятельности моторной системы человека, в частности болезнь Паркинсона, относятся к классу социально значимых заболеваний. В пожилом возрасте данный вид расстройств является наиболее распространённым после эпилепсии, деменции и церебрососудистых заболеваний. Болезнь Паркинсона развивается сравнительно медленно и на ранних стадиях её выявление затруднительно, в то время как своевременная диагностика улучшает прогноз при лечении. Поскольку риск развития болезни Паркинсона затрагивает определённые группы населения (пожилые, а также группы риска – например, подвергающиеся хронической интоксикации), весьма актуальна задача проведения среди этих групп диспансеризации с целью своевременной диагностики заболевания.

Одним из диагностических методов является анализ статического тремора рук [1]. Суть метода заключается в том, что испытуемый давит с определённой силой на тензодатчик, на выходе которого создаётся ЭДС, пропорциональная силе давления. Полученный сигнал тензотреморограммы преобразовывается в цифровую форму - ТТГ и

сохраняется для дальнейшей обработки. Показано, что в случаях дисфункции моторной системы человека полученный сигнал тензотреморограммы отличается от вариантов нормы [2]. Следует отметить, что развитый в [1] метод отличается от часто применяемого анализа динамического тремора рук.

Нейросетевые подходы к классификации временных рядов ТТГ открывают возможность построения диагностической системы, позволяющей в автоматическом режиме исследовать состояние моторной системы человека. Такая система позволила бы проводить диспансеризацию среди широких слоёв населения в короткие сроки и без привлечения высококвалифицированного медицинского персонала.

В настоящей работе для классификации ТТГ применен обучаемый бинарный классификатор – нейронные облака (Neuron Clouds - NC), разработанный в ООО Сименс [3]. Классификатор NC уже применялся для анализа и классификации временных рядов [4,5,6]. Цели настоящей работы – адаптация метода NC для классификации сигналов ТТГ и его применение в диагностических целях. Насколько известно авторам, технология NC в этих целях не применялась.

2. Базовые концепции метода

В настоящем разделе кратко описаны основные идеи метода NC, необходимые для понимания результатов работы. Детали алгоритма NC представлены в [3,4]. Основная концепция метода NC состоит в создании эффективного механизма инкапсуляции данных, то есть их бинарного разделения с помощью адаптивного алгоритма К-средних (АКМ). Этот алгоритм основан на использовании обобщенного базиса радиальных базисных функций (RBF). В применении к ТТГ основная идея адаптивного бинарного классификатора состоит в обучении NC на базе данных ТТГ, отвечающих «патологии», то есть испытуемым с болезнью Паркинсона. Затем обученное нейронное облако применяется к общей базе ТТГ, содержащей как здоровых, так и больных испытуемых. Задача состоит в том, чтобы обученное NC отделило в общей базе ТТГ здоровых испытуемых от больных с высокой вероятностью. Можно поступать наоборот: обучать нейронное облако на базе данных ТТГ для здоровых испытуемых и затем применять его к общей базе данных. Отметим, что ни этиология заболевания, ни степень его тяжести не принимались во внимание.

3. Организация данных

В качестве исходных данных берутся отфильтрованные фильтром низких частот (50 Гц) тензотрениограммы, записанные в различных условиях. Эти условия описаны ниже.

Данные по ТТГ были организованы следующим образом. 1-й столбец - это правая рука (данные пропущены через фильтр низких частот), 2-й столбец - это левая рука (данные пропущены через фильтр низких частот). Таким образом, для каждой руки всего имеется 6 записей: 1.а, 1.б, 1.в, 2.а, 2.б, 2.в. Записи производились в следующих условиях.

1) пальцами (упираясь кистью в стол) давят снизу вверх: а) слегка (код 101) (визуальная коррекция давления); б) сильно (код 102) (визуальная коррекция давления); в) сильно вслепую (код 103) (без визуальной коррекции давления);

2) пальцами (руки на весу) давят сверху вниз: а) слегка (код 104) (визуальная коррекция давления); б) сильно (код 105) (визуальная коррекция давления); в) сильно вслепую (код 106) (без визуальной коррекции давления).

Итого, для каждого пациента имеется 2 столбца, отвечающих правой и левой руке, а каждый столбец имеет 6 записей. «Визуальная коррекция» означает, что величина усилия отображается на мониторе компьютера и испытуемый это видит, контролируя, таким образом, постоянство усилия. «Вслепоу» означает, что усилие поддерживается постоянным только по кинестетическим ощущениям. Когда испытуемый давит вверх, среднее значение положительное, когда вниз - отрицательное.

Производилась также предобработка данных пред обучением нейронного облака. Все данные нормировались на интервал [0,1] вычислением минимального и максимального значений - так называемая нормировка на минимум и максимум по всему временному ряду ТТГ.

4. Методика построения входов нейронного облака

Нейронное облако строится в соответствии с методикой, описанной в [3,4]. Затем, данные по испытуемым (пациентам), устройство которых описано выше, организуются таким образом, чтобы сформировать входы для обучения нейронного облака. Этот способ для одного испытуемого показан ниже в Таблице 1.

Таблица 1.

Устройство данных для обучения нейронного облака. Показаны первые три столбца.

| Код 101 | | Код 102 | | Код 103 | |
|---------|--------|---------|--------|---------|--------|
| Левая | Правая | Левая | Правая | Левая | Правая |
| данные | Данные | Данные | Данные | Данные | Данные |

Такая таблица составляется для всех больных/здоровых испытуемых. Затем таблицы сшиваются в обучающее множество способом, показанным на Рис. 2.

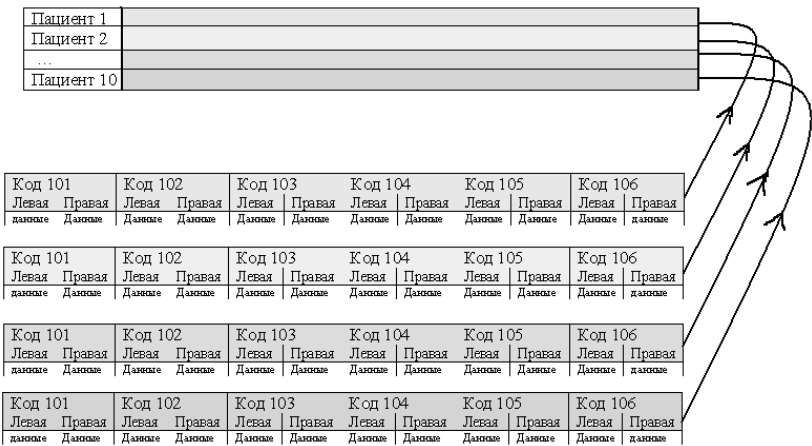


Рис.2. Обучающее множество для обучения нейронного облака. Показаны несколько строк из этого множества, а соответствия пациентам показаны стрелками.

5. Методика обучения облака

Согласно работе [3], чтобы обучить нейронное облако, необходимо построить график самого облака в 2- мерном пространстве, график облака в 3-х мерном пространстве, а также диаграмму сходимости алгоритма для числа кластеров, на которых строится нейронное облако. И, наконец, построить границу облака – инкапсулятор, отделяющий патологию от нормы. В настоящей работе такие исследования были проделаны на

выборке их 20 больных и здоровых испытуемых. На Рис. 3-5 показаны типичные график для сходимости алгоритма по числу кластеров, изображения инкапсулятора и самого NC. Для того, чтобы визуализировать форму NC, то есть нарисовать трехмерное изображение NC, построенное по ТТГ, были взяты данные только по первым двум колонкам базы данных (согласно Рис.2, - по коду 101) для испытуемых с номерами 1-10. Вообще же говоря, данные 12- мерные: 6 кодов по 2 колонки в каждом для каждой руки.

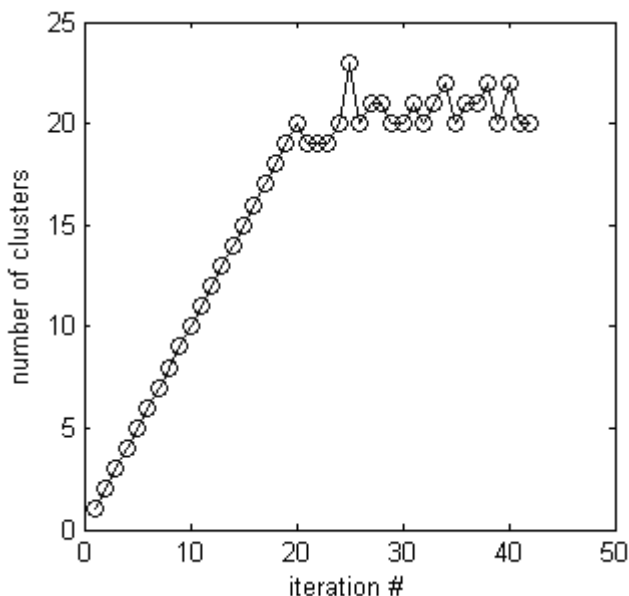


Рис. 3. График сходимости алгоритма по числу кластеров. Из рисунка видно, что необходимое число кластеров равно примерно 20. Колебания около значения 20 вызваны статистическими погрешностями при вычислении формы нейронного облака.

6. Промежуточные выводы

Здесь уместно сделать некоторые промежуточные выводы, основанные на статистической обработке данных по ТТГ и результатах компьютерных экспериментов по обучению NC на этих данных. А именно, было обнаружено следующее.

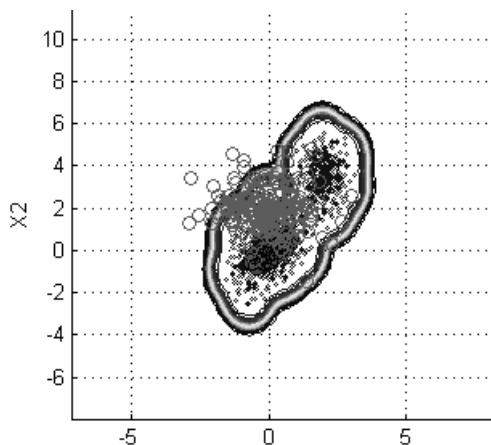


Рис. 4. Визуализация формы нейронного облака в 2 мерном пространстве. Градиентом цвета (от светло серого до черного) обозначены границы облака. Черные точки внутри границы – данные, на которых строится и обучается облако. Светло серые кружки – тестовые данные (т.е. данные из того же множества, на которых обучалось облако). По оси абсцисс отложены нормированные измерения ТТГ одного из кодов для левой руки испытуемых. По оси ординат, - нормированные измерения ТТГ того же кода для правой руки испытуемых. Черные точки в окрестности (0,0) – результаты кластеризации адаптивным алгоритмом К-средних. Инкапсулятор показан черной кривой - внешней границей множества. Прочие детали построения описаны, например, в работах [3,4].

Согласно [3,4], оптимальное количество кластеров определяется по насыщению числа кластеров относительно количества итераций алгоритма. Точка, в которой происходит насыщение (см. Рис. 3.), позволяет оценить оптимальное количество кластеров и необходимое количество итераций алгоритма. Для двумерных данных оптимальное число кластеров, на которых строилось нейронное облако, приблизительно равно 20, а количество итераций приблизительно равно 80-100. Неопределенность в количестве итераций вызвана тем, что насыщение довольно не стабильно, и колеблется между этими двумя значениями при повышении размерности данных до 12.

База данных, сформированная в соответствии с Рис. 2, содержала сигналы ТТГ 10 больных и 10 здоровых испытуемых. Входы NC, строились по этой базе данных так, как это описано в разделе 4. Затем вычислялись коэффициенты корреляции между парами входов. Результаты вычислений представлены в таблицах 2,3. В этих таблицах приняты следующие обозначения. Символы 1011- 1061 в таблице – это код

101-106 для левой руки в базе данных. Символы 101г-106г – это код 101-106 для правой руки в базе данных.

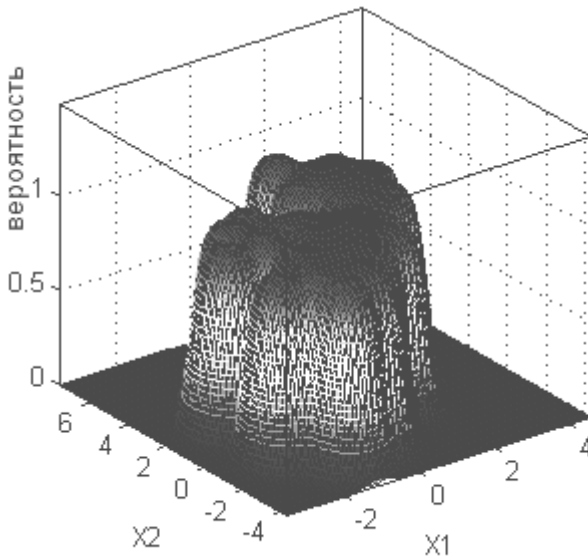


Рис. 5. Визуализация формы нейронного облака в 3-х мерном пространстве. Здесь X_1 – измерения полученные по ТТГ левой руке испытуемых, X_2 – измерения ТТГ по правой руке испытуемых. По вертикали отложена вероятность принадлежности измерений ТТГ $[X_1 X_2]$ – нейронному облаку. Сканирование нейронного облака по вертикали приводит к Рисунку 4.

Из таблиц 2, 3 видно, что в сформированной базе данных входы не сильно коррелированы, что и приводит к хорошему качеству обучения НС. Из этих таблиц также видно, что для здорового испытуемого корреляции выше, чем для больного.

7. Результаты исследования

Были проведены два численных эксперимента. В первом из них нейронное облако обучалось на данных по ТТГ для здоровых испытуемых. Затем на обученное НС подавались данные ТТГ, как для здоровых, так и больных испытуемых с целью классификации, то есть разделения всего множества испытуемых на здоровых и больных. Второй численный эксперимент проводился в обратном порядке. Нейронное

облако обучалось на данных по ТТГ для больных испытуемых, а классификация проводилась как для больных, так и для здоровых испытуемых.

Таблица 2.

Коэффициенты парных корреляций входов НС для здорового испытуемого.

| | 101l | 101r | 102l | 102r | 103l | 103r |
|------|------|------|------|------|------|------|
| 101l | 1,00 | | | | | |
| 101r | 0,74 | 1,00 | | | | |
| 102l | 0,32 | 0,26 | 1,00 | | | |
| 102r | 0,23 | 0,20 | 0,18 | 1,00 | | |
| 103l | 0,58 | 0,44 | 0,28 | 0,17 | 1,00 | |
| 103r | 0,56 | 0,50 | 0,24 | 0,15 | 0,50 | 1,00 |

Таблица 3.

Коэффициенты парных корреляций входов НС для больного испытуемого.

| | 101l | 101r | 102l | 102r | 103l | 103r |
|------|-------|-------|-------|------|-------|------|
| 101l | 1,00 | | | | | |
| 101r | 0,00 | 1,00 | | | | |
| 102l | 0,13 | 0,01 | 1,00 | | | |
| 102r | -0,07 | 0,01 | -0,19 | 1,00 | | |
| 103l | 0,00 | -0,04 | -0,02 | 0,09 | 1,00 | |
| 103r | -0,02 | 0,06 | 0,00 | 0,01 | -0,08 | 1,00 |

Ниже приведены результаты исследования для двух описанных выше экспериментов. В первом эксперименте классификатор строился и обучался по 10 здоровым пациентам, а затем, тестировался на 10 больных пациентах. Результат исследования для одного больного пациента приведен на Рис. 6 и 7. Из рисунков 6 и 7 видно, что разделение с помощью данного классификатора возможно с вероятностью близкой к 100%. Наличие выбросов на Рис 6. и 7 говорит о том, что измерения ТТГ проводились не идеально, и, скорее всего, выбросы носят искусственную

природу. Иными словами выбросы это не что иное, как артефакты, вызванные какими либо внешними факторами. Возможно и другое объяснение выбросов на Рис. 6 и 7. А именно, дрожание рук пациента превысило некоторую среднюю величину и привело к выбросам, то есть тремор рук пациента был вызван каким либо не связанным с заболеванием фактором.

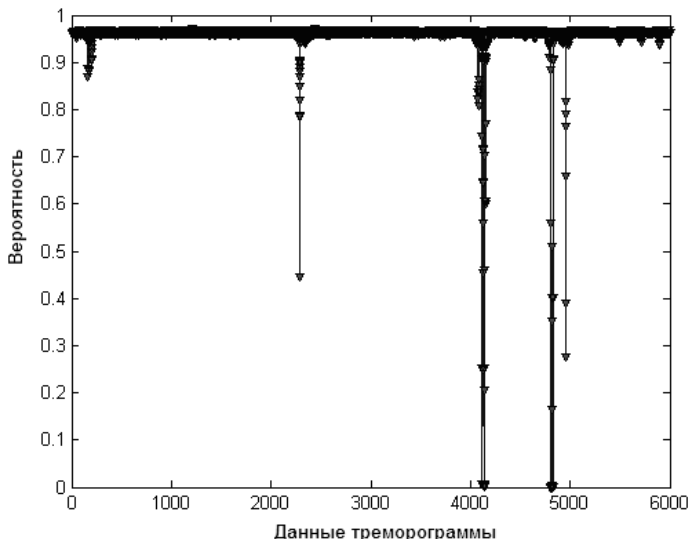


Рис. 6. Результат работы классификатора. По оси ординат отложена вероятность принадлежности нейронному облаку. По оси абсцисс – номера отсчетов в записи ТТГ. Видно, что больной пациент имеет вероятность принадлежности его измерений к множеству больных пациентов близкую к 1.

Для верификации результатов, представленных на Рис. 6 и 7, на классификатор подавались данные ТТГ здоровых пациентов, на которых классификатор не обучался. Результат работы классификатора подобен результатам, представленным на Рис. 6 и 7.

8. Выводы

Испытуемых можно разделить на больных и здоровых, обучая нейронные облака. Для 10 пациентов возможность разделения данных удалось продемонстрировать в следующем случае.

Облако было обучено на 10 здоровых пациентах. В этих условиях нейронным облаком 8 из 10 больных пациентов были классифицированы как больные, а 8 из 10 здоровых были классифицированы как здоровые. То есть, вероятность отделения облаком здорового от больного равна 100% для одного пациента (если такое разделение удастся, то оно удастся на 100% или же если разделение не удастся, то оно удастся на 0%). Для 10 больных пациентов, результат оказался равен 80% поскольку в 2-х случаях разделения не произошло и больные пациенты были идентифицированы нейронным облаком как здоровые.

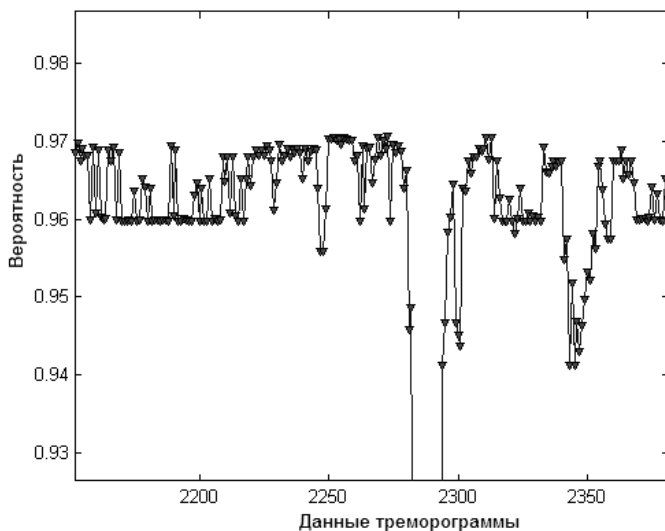


Рис.7. Увеличенный фрагмент Рис. 6, из которого видно, что вероятность принадлежности ТТГ больного пациента к множеству больных выше 94%.

В процессе исследования выяснилось, что данные нуждаются в фильтрации с целью устранения артефактов. Это позволило бы повысить статистические характеристики классификации. Возможно, необходим переход к Фурье спектрам, поскольку спектры разделяются нейронными облаками лучше, чем траекторные данные [5].

В заключение отметим, что настоящая работа поддержана грантом Санкт-Петербурга в сфере научной и научно-технической деятельности и грантом РФФИ № 08-07-12052-офи.

Список литературы

1. Романов С.П., Манойлов В.В. Способ оценки функционального состояния центральной нервной системы человека и устройство для его реализации // Патент РФ № 2195869. 2003. Бюлл. 1.
2. Романов С.П., Алексанян З.А., Лысков Е.Б., Меркулова Н.А., Романова Л.И. Корреляция параметров произвольного усилия с функциональным состоянием моторной системы // Рос. физиол. журн. им. И.М. Сеченова. 2005. Т. 91. № 5. С. 488-501.
3. Lang B., Poppe T., Runkler T. Application of artificial intelligence in steel processing, Automatisierung in der Metallurgie // Heft 89 der Schriftenreihe der GDMB, March 2001.
4. . Lang B., Poppe T., Minin A., Mokhov I., Kuperin Y., Mekler A. , Liapakina I. Neural Clouds for Monitoring of Complex Systems // Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). 2008. Vol. 17. No. 3. P. 183–192.
5. Lang B., Mokhov I., Minin A., Neural Clouds for Monitoring of Complex Plant Conditions // Нейроинформатика – 2008, X Всероссийская Научно-техническая Конференция, Сборник научных трудов, Часть 1, М.: МИФИ, 2008. С. 125-132.
6. Minin A., Kuperin Y., Mekler A. Classification of EEG Recordings with Neural Clouds // Нейроинформатика – 2008, X Всероссийская Научно-техническая Конференция, Сборник научных трудов, Часть 1, М.: МИФИ, 2008. С. 115-125.

Выходные данные:

Куперин Ю.А., Меклер А.А., Романов С.П., Минин А.С., Применение нейросетевой классификации тензотреморограмм для выявления патологий моторной системы человека. // Сборник научных трудов XI Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика-2009», в 2-х частях. Ч. 2. М.: МИФИ, 2009, стр. 193-202.